

# 変動する外部環境に適応進化する オートマトンの振舞い\*

On the Behavior of Evolutional Automata in Non-Stationary Environments

岩田 英朗・芦田 昌也・竹内 昭浩  
Iwata, Hideaki & Ashida, Masaya & Takeuchi, Akihiro

## ABSTRACT

In non-stationary environments, there is a possibility that the width and the cycle of changes give variety to the processes of adaptation. So, we survey the variety of adaptational processes using automata. But, the former automata have no flexibility to problems. In this paper, we consider the behavior of “evolutional automata” which have the self-organization mechanisms.

At first, we certify the usefulness of evolutional automata by evolutionary experiments in stationary environments. After that, we experiment on evolutional automata in some different non-stationary environments. In these experiments, it is made known that there are four distinguished families on automata. Each family has an individual behavior by the process of evolutions in non-stationary environment.

## 1. はじめに

オートマトンは、外界から入力された記号系列を処理し結果を外界に出力する機能を持った、数学的な定式化が可能な自立システムである。中でも内部状態数が有限であるオートマトンを有限オートマトンと呼び、その理論は各種制御機構にも広く用いられている。

---

\* 本研究の一部は、和歌山大学経済学部 平成 14 年度「研究活動の活性化についての資金支援経費」を用いて実施された。

一方、生物系にみられる学習機能は、外部環境との対話に基づいた組織変化によって回答を引き出すメカニズムである。学習によって組織は、外部環境に対するより高い適応度を示す特性を一定時間後には獲得する。学習という概念を推し進めると、環境への適応を目的とした組織のドラスティックな変化である進化へと発展する。生物系の学習機能をコンピュータモデルとして実現した代表的な理論がニューラルネットワーク（NN：Neural Network<sup>(1)</sup>）であり、進化モデルの代表例としての遺伝的アルゴリズム（GA：Genetic Algorithm<sup>(2)</sup>）も注目を集めている。

NNは、自分自身への結合を意味する閾値を含めニューロン間の結合係数を変動させることにより、事前に定められたニューロンの配列範囲内で組織変化を繰り返し、学習が進行する。オートマトン世界にも、自己特性を学習によって変化させる既存手法として学習オートマトン<sup>(3)</sup>がある。学習オートマトンとは、内部状態の選択確率という自己特性を外部環境からのフィードバックを用いて変動させ、固定構造であるオートマトンを報酬罰則モデルへと拡張したものである。しかしこれらのモデルは、事前に定められた範囲内に限定した構造変化のみが許される点で、生物系の進化には相当しない。

そこで本論文では、事前に構造定式化が必要なオートマトンを拡張し、時間経過に伴って構造の自立的な再構築を行う「進化するオートマトン」について考察する。オートマトンは進化によって、外部環境により適応した自己特性を獲得する。

2.では、オートマトンの進化アルゴリズムを紹介する。3.では、進化するオートマトンの振舞いを観察する際に用いた例題である「二つ手の悪漢問題（tow-

---

(1) D. Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J. Williams, "Learning representations by back-propagation errors", *Nature*, Vol.323, pp533-536, Sep., 1986.

(2) Holland, and H. John, "Adaptation in natural and artificial system", The University of Michigan Press, 1975.

(3) S. Lakshmivarahan, "Learning algorithms theory and applications", Springer-Verlag New York Inc., 1981.

armed bandit problem)」を解説する。4. と 5. では 2 種類の異なる環境下で行った進化実験の詳細と結果を記した上で、考察を述べる。考察の結果、特に非定常な環境下における特徴的な行動パターンが明らかとなった。6. では、環境の非定常さとオートマトンの進化に関する更なる実験を行い、両者の関係を考察した上で今後の課題を明らかにしている。7. はまとめである。

## 2. 進化するオートマトン

### 2-1 進化するオートマトンの優位性

生物系を規範とするニューロンや遺伝子の動作規則は、局所的に見れば非常に単純である。しかし、多数のニューロンや遺伝子が組織として同時並列的に作動することにより、問題に対する幅広い対応性と自己組織化による学習を可能としている。反面、ニューロンや遺伝子の群れを組織として捕らえた時、学習内容と組織変化の因果関係を総括的に解析し、動作原理の全体像を人間が理解することは困難である。

それに対しオートマトンは、自らの構造が明確であるが故に特定の時間軸における自己の振舞いが明示的であるという利点がある。構成要素の明示性は、人間による解析と理解を容易ならしめるという優位性を持つ。オートマトンに学習や進化のメカニズムを組み込んでもこの原則は崩れない。その結果、認知科学が長年課題としてきた「心的領域における機能の記述」問題にある種の光を与える可能性がある。

さらにオートマトンが進化することで数学的定式化が難しく解決策が見つからない命題にも対応し、最適解とは限らないが何らかの優位性を持った戦略を導出できる可能性が生まれる。自立的構造変化という外部環境への適応手段を持つことにより、従来のオートマトンにはない発展性が期待できる。

### 2-2 オートマトンの進化アルゴリズム

生物は環境に適応する能力を有する。環境に適した戦略を選択した場合は利

得を獲得し、適さない場合は損失を被るというフィードバック・メカニズムを用いて、最も高い利得を得る戦略を選ぶというのが、原始的な適応プロセスである。オートマトン世界では、出力した記号列に対し外部環境が利得をフィードバックする世界がこれに相当する。考慮すべき要件は、外部環境が返す利得情報をオートマトンの進化プロセスに投影する手法である。

オートマトンの定義を次に示す。

[定義 1]

オートマトン  $A = (\{r\}, \{s\}, \{o\}, \phi, \lambda, r_s)$

$$r(t+1) = \phi(r(t), s(t+1))$$

$$o(t) = \lambda(r(t))$$

ただし、 $r(t)$  : 時刻  $t$  における  $A$  の内部状態

$s(t)$  : 時刻  $t$  における  $A$  の入力

$o(t)$  : 時刻  $t$  における  $A$  の出力

$\phi$  : 状態推移関数

$\lambda$  : 出力関数

$r_s$  : 初期状態

オートマトンの進化とは、乱数を用いた不規則性に基づく変種の発生によって内部構造を質的に変化させ、従来種では持ち得なかった自己特性を獲得するメカニズムである。<sup>(4)(5)</sup>

そこでオートマトンの内部構造を変質させる手段として、図 1 に示す 5 つの進化規則を考案した。この進化規則に従って生まれる 5 つの変種と、オリジナル種の 6 つで環境への適応率の比較を行う。

(4) L.J. Fogel, A.J. Owens, and M.J. Walsh, "Artificial intelligence through simulated evolution", John Wiley & Sons, 1966.

(5) 竹内昭浩, "人間行動とオートマトン", 白桃書房, 1984.

1. 内部状態を 1 個増加
2. 内部状態を 1 個減少
3. 状態推移関数を 1 ヶ所変更
4. 出力関数を 1 ヶ所変更
5. 初期状態を変更

図 1 オートマトンの進化規則

オートマトンと外部環境間の情報一往復を 1 試行と定め、一定の試行回数毎に新しい世代が生まれる世界を構築する。その種が一世代中に得る損失率は環境への適応率に反比例すると定め、それぞれの種は生存競争を行う。最も損失率の低い唯一の種を次世代のオリジナル種とし、他は全て淘汰する。

このプロセスにより構成要素の自己組織化が行われ、外部環境に適した種の誕生が期待される。

### 3. 二つ手の悪漢問題

「二つ手の悪漢」はスロットマシン  $M_1$  と  $M_2$  の二台が設置された環境を意味し、その中でどの様な戦略をもっていずれのスロットマシンを選択するか、が二つ手の悪漢問題である。 $M_1$  と  $M_2$  の損失率をそれぞれ  $P_1$ ,  $P_2$  とすると、 $P_1 < P_2$  ならば  $M_1$  を常に使い続ければ損失は最小となる。では、挑戦者はどうやって  $P_1 < P_2$  であることを学習し確信すれば良いのか。またスロットマシンの設置者が、時間帯や店の繁盛具合に応じて利得率  $P_1$ ,  $P_2$  を変更するかも知れない。<sup>(6)(7)</sup>

本論文では、二つ手の悪漢問題において以下に示す二つの定義を定める。

---

(6) 甘利俊一, “機械系と生態系にみる, 学習と自己組織の理論”, 数理科学, 295, pp.18-22, 1979.

(7) M.L. Tsetlin, “On the behavior of finite automata in random media”, Automation and Remote Control, 22, pp.1345-1354, 1961.

## [定義 2]

定常環境  $C = C(P_1, P_2)$  では、 $P_1$  と  $P_2$  が試行中常に一定である。つまり、オートマトンの出力  $O_i$  に対しては確率  $P_i$  で出力  $s = 1$  ( $A$  の損失) を示し、確率  $1 - P_i$  で  $s = 0$  ( $A$  の利益) を示す環境である。

## [定義 3]

非定常環境  $U \rightarrow k = U((P_1, P_2), k)$  では、ある一定の試行周期毎に  $P_1$  と  $P_2$  が逆転する。つまり、 $C_m = C_m(P_1, P_2)$  と  $C_n = C_n(P_2, P_1)$  が定数  $k$  試行毎に交互に訪れる環境である。

## 4. 定常環境と進化するオートマトン

本章では、オートマトンの進化アルゴリズムの有用性を検証する目的で [定義 2] に示した定常環境下での実験を紹介する。定常環境における進化では、オートマトンは  $P_1$  と  $P_2$  の大小関係を経験から学習し、損失率の低いスロットマシンを認識できるか否かが焦点となる。

## 4-1 実験手法

種の起源となるオートマトン  $A_0$  は  $r_0$  から  $r_5$  の 6 状態からなり、初期状態は  $r_0$  である。ただし、状態推移関数  $\phi$  と出力関数  $\lambda$  は乱数により決定する。実験に使用した起源種  $A_0$  の  $\phi$  と  $\lambda$  を表 1 と表 2 に、状態推移図を図 2 に示す。

この起源種を  $C_1 = C_1(0.7, 0.3)$  内で進化させる。変種の発生は図 1 に示した進化規則に従う。進化規則 (1) を適応する場合、増加した内部状態  $m$  に対応す

表 1 起源種の状態推移関数  $\phi$ 

$\phi(r)$	$r_0$	$r_1$	$r_2$	$r_3$	$r_4$	$r_5$
0	5	3	0	1	3	1
1	4	0	2	5	0	2

表 2 起源種の出力関数  $\lambda$

	$r_0$	$r_1$	$r_2$	$r_3$	$r_4$	$r_5$
$\lambda(r)$	$O_1$	$O_1$	$O_2$	$O_2$	$O_2$	$O_1$

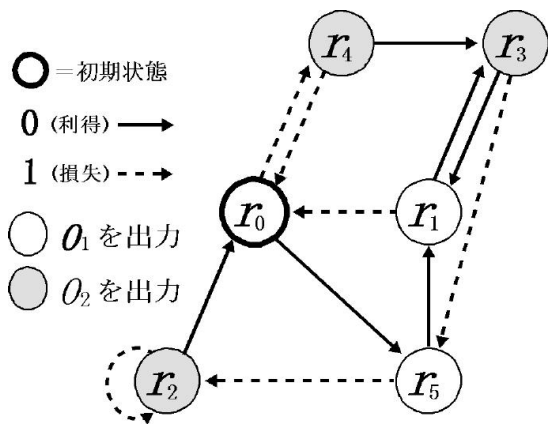


図 2 起源種の状態推移図

る  $\phi(r_m)$  と  $\lambda(r_m)$  は乱数を用いて決定する。規則 (2) で削除する内部状態，規則 (3) (4) (5) で変更する状態推移関数・出力関数・初期状態の決定および確率計算にも乱数を利用する。また，規則 (2) で削除された内部状態への推移も，乱数で決まる他の内部状態に変更される。

なお，1000 試行を 1 世代とし，その間に被った損失が最も小さな種を最適種と定めた。

4-2 実験結果と考察

2. に示した進化規則では，次世代に存続できる種は 1 つのみで他は淘汰される為，複数種の同時並行的進化を行う GA に見られる種の多様性はいりえない。そこで異なる乱数列を Type-1 から Type-4 まで用意し，4 通りの異なる進化を試

みた。その結果をグラフ化したものを図3に示す。横軸は世代数を、縦軸は最適種の1世代当りの損失率を表わしている。

図3からも明らかな様に、損失率は使用した乱数列に関わらず15世代目を目処に特定値に収束している。それ以降は、0.02程度の幅で乱高下する個所も見受けられるが損失率0.28でほぼ一定となる。念の為、100種類の異なる乱数列を用意して同様の実験を200世代まで行ったが、15世代以降は損失率が0.28で収束した。

次に個別の進化例を考察する。20世代目の $\phi$ と $\lambda$ を整理すれば、いずれのTypeも図4に示す構造を持つことが明らかとなった。これは、確率0.3で損失

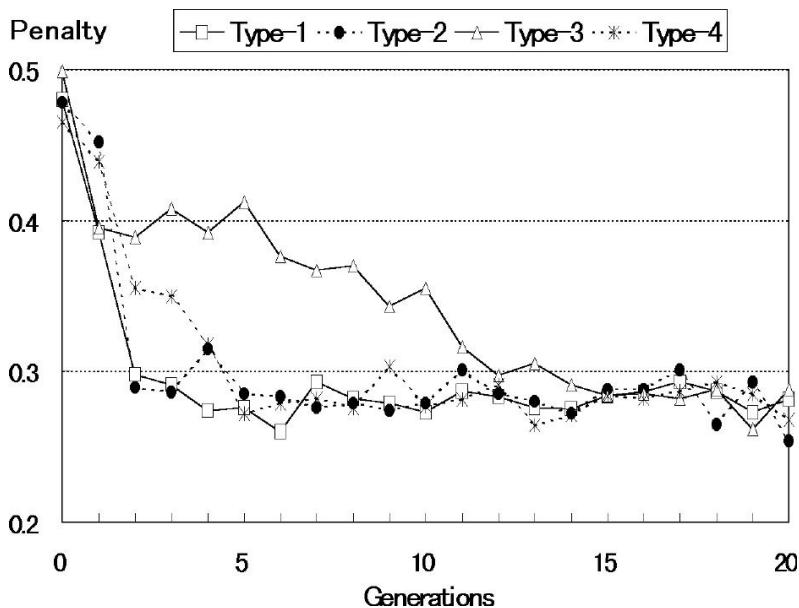


図3 定常環境  $C_1$  におけるオートマトンの進化



図4 定常環境  $C_1$  における20世代目の状態推移図



を計上する  $O_2$  だけを出力するオートマトンである。

以上から、15 世代を経て損失率  $P_i$  の差異を認識した上で環境に適応したオートマトンが誕生したのは明らかであり、進化アルゴリズムの有用性は実証された。

## 5. 非定常環境と進化するオートマトン

4. の結論を踏まえ本章では、[定義 3] で定めた非定常環境下でのオートマトンの進化実験を紹介する。

非定常環境では、オートマトンは  $P_1$  と  $P_2$  の大小関係や両者の差分値だけでなく、 $P_1$  と  $P_2$  がある周期で逆転することを認知しその変動幅をも認識する必要がある。

### 5-1 実験手法

4. 同様、起源種は図 2 に示した  $A_0$  とする。また  $k=300$  に固定した非定常環境  $U_1 \rightarrow 300 = U((0.6, 0.4), 300)$ ,  $U_2 \rightarrow 300 = U((0.7, 0.3), 300)$ ,  $U_3 \rightarrow 300 = U((0.8, 0.2), 300)$ ,  $U_4 \rightarrow 300 = U((0.9, 0.1), 300)$  を用意した。任意に選んだ 100 列の乱数を用いて進化実験を並列的にを行い、それぞれを Type と称することにする。

良く似た特性を有するオートマトンを種族と定め、その個体数を把握する目的で  $C_2 = C_2(0.9, 0.1)$  とその逆である  $C_3 = C_3(0.1, 0.9)$  なる定常環境下で 5000 回の試行を別途行い、それぞれの損失率  $l_2$  と  $l_3$  を求める。このテストにおける両者の値を分析することにより、オートマトンが持つ戦略の概要を知ることが出来るが、その際  $l_2$  と  $l_3$  の大小関係に意味はない。そこで  $l_2$  と  $l_3$  の内、値の大小をもって  $L = (\text{Max}, \text{Min})$  と称し、 $L_d = \text{Max} - \text{Min}$  と置く。

### 5-2 実験結果

定常環境  $C_1$  下での実験と対比する目的で、 $U_2 \rightarrow 300$  下での 40 と 80 各世代に

おける Max と Min の分布状態を図 5 と図 6 に示す。また 40 世代に着目し、 $U_1 \rightarrow 300$  と  $U_4 \rightarrow 300$  における 40 世代目の Max と Min の分布状態を図 7 と図 8

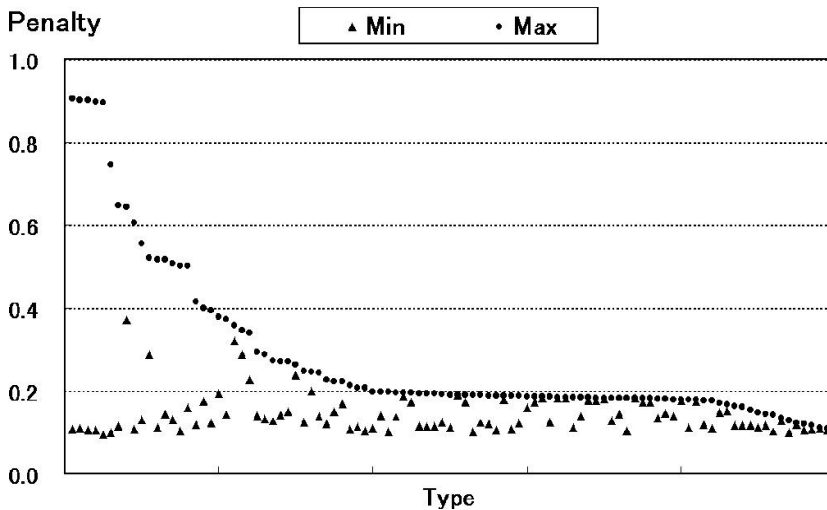


図 5  $U_2 \rightarrow 300$  における 40 世代目の状態

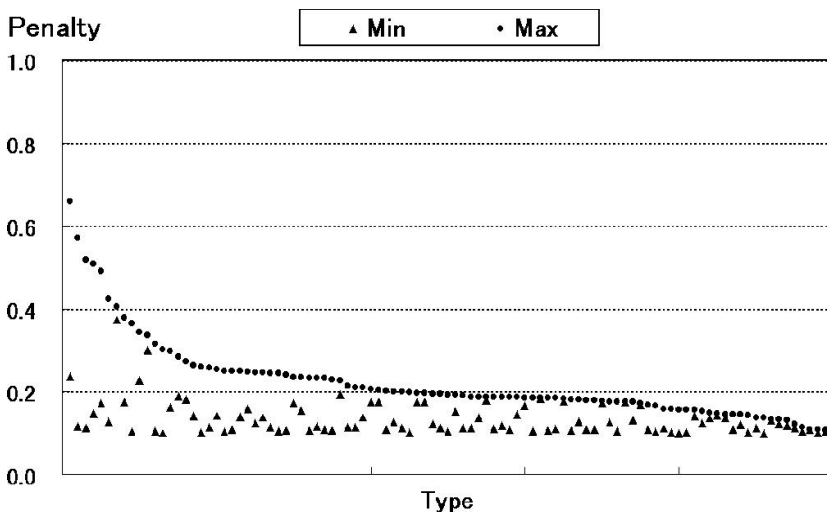


図 6  $U_2 \rightarrow 300$  における 80 世代目の状態

に示す。ただし、いずれの分布図も視覚的な理解を容易にする為、Max に注視して各 Type を降順にソーティングしている。

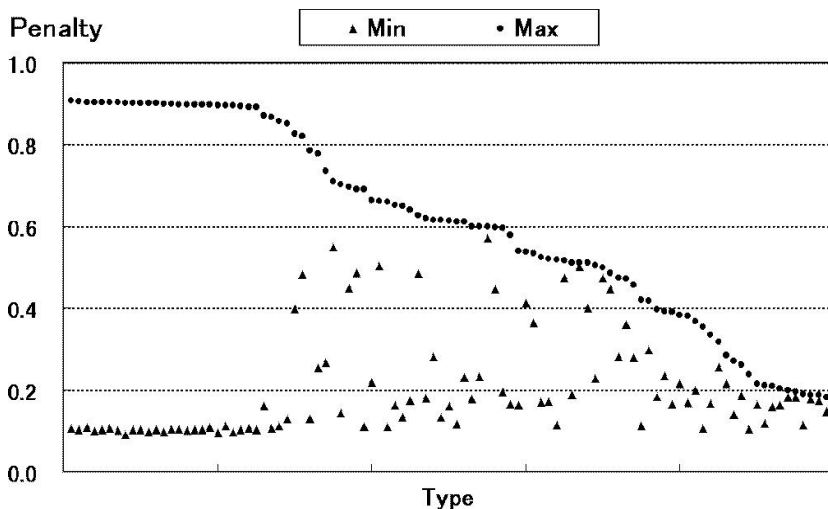


図 7  $U_1 \rightarrow 300$  における 40 世代目の状態

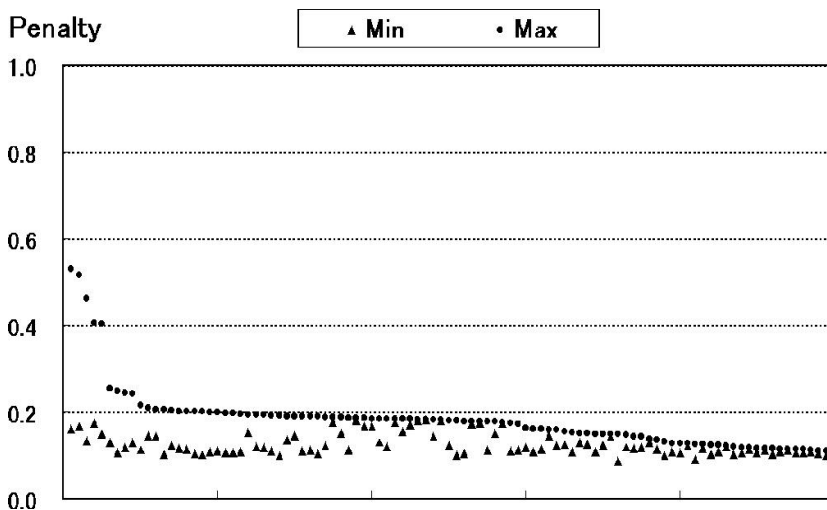


図 8  $U_4 \rightarrow 300$  における 40 世代目の状態

更に表3は、 $U_1 \rightarrow 300$  から  $U_4 \rightarrow 300$  の各環境下での進化において、世代経過に伴う平均  $L_d$  の推移を表している。

表3  $k=300$  における平均の推移

Generation	$U_1$	$U_2$	$U_3$	$U_4$
20	0.428	0.175	0.118	0.096
40	0.402	0.137	0.063	0.057
60	0.389	0.120	0.046	0.044
80	0.397	0.088	0.037	0.032
100	0.385	0.070	0.041	0.039
120	0.362	0.072	0.030	0.033

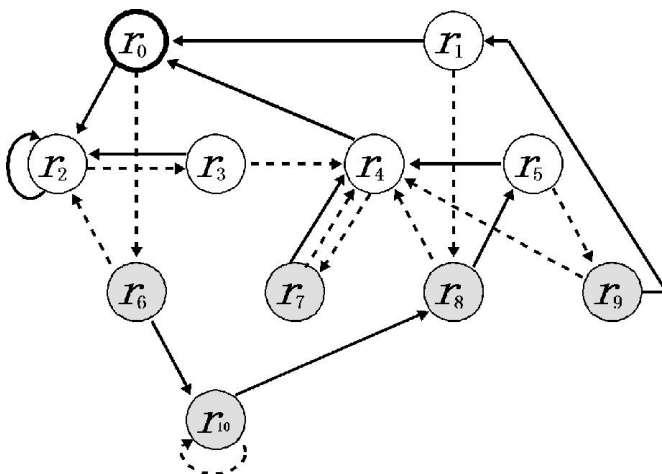
### 5-3 考察

図5と図6より、世代の経過と共に  $L_d$  の平均が減少し均質な特性を持った種族が大勢を占めていくのが判る。そこで、80世代目と比べ種のバラエティが豊富な40世代目に注目して考察を行う。

図5には、4つの特徴ある種族の存在が確認できる。

Type-57:  $L_{57} = (0.906, 0.108)$  を代表とする最初の種族  $H_1$  は、図5の最も左側の台地を5個体で形成している。この種族は、 $O_1$  または  $O_2$  のいずれか一方のみをひたすら出力する戦略を採用した為、 $U_2 \rightarrow 300$  内では損失率は0.5にほぼ等しい。

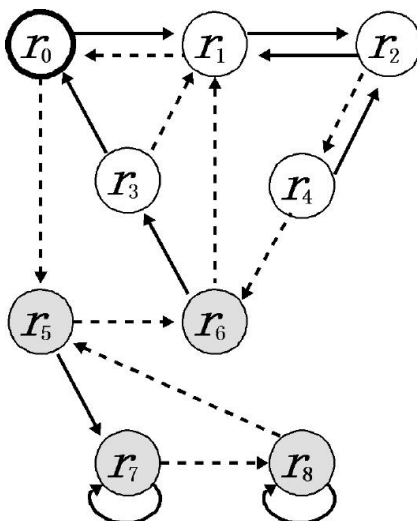
二つ目の種族  $H_2$  は図5において左から二つ目の台地を6個体で形成しており、その代表が Type-9:  $L_9 = (0.502, 0.105)$  である。Type-9の状態推移図を図9に示す。 $H_2$  の特長は、2つの定常環境が特定周期毎に繰り返される非定常環境であることを認識したオートマトンが、一方の定常環境への高い適応を保ったまま他方への適応努力を払った戦略を採用している点にある。従って Type-9 の  $U_2 \rightarrow 300$  における損失率は0.410となり、 $H_1$  と比べ適応率が向上している。

図9 特徴種  $H_2$  の状態推移図 : Type-9

$H_3$  は、図10に示す構造を持つ Type-39 :  $L_{39} = (0.184, 0.181)$  に代表される、Max と Min が共に妥当な値を示す種族である。この種族は図5の中盤に15個体ほど散在するが、いずれも図10とほとんど同じ構造を持つ。Type-39は、直前の選択が利得を生めば同じ出力を続け、損失を経験すればもう一方の出力に移行するという戦略を採用している。単純な戦略に関わらず、Type-39は  $U_2 \rightarrow 300$  下で損失率は0.409という  $H_2$  と同等の適応性を示す。

40世代を経過して最も環境に適応した種族が、図5の最右翼に5個体出現した  $H_4$  である。代表例は、図11に示す構造を持った Type-85 :  $L_{85} = (0.118, 0.107)$  である。Type-85は、 $C_2$ 、 $C_3$  共に損失率0.12以下という非常に効率の良い特性を持ち、 $U_2 \rightarrow 300$  内においても損失率は0.357という最低値を示す。時々、の損得によって複雑な判断を伴う戦略を採用し、構造は循環系を形成する。この循環構造は進化が生み出した一種のメモリであり、非定常な世界への適手段である。

これら4種族に注目して図7と図8を分析する。図7では  $H_1$  が全体の1/5を占め、個体数から見れば最大勢力となっている。次に多い種族が  $H_2$  であり、グ

図 10 特徴種  $H_3$  の状態推移図 : Type-39図 11 特徴種  $H_4$  の状態推移図 : Type-85

ラフ中盤に 15 個体ほど出現している。 $H_3$  は 4 個体が最右翼に存在するが、 $H_4$  は 1 個体も存在しない。一方図 8 では、 $H_1$  は存在せず  $H_2$  の 2 個体が最左翼に出現している。グラフ中盤には大量の  $H_3$  が現れ、およそ 20 個体の  $H_4$  がその右に続いている。

$L_d$  が大きなオートマトンは、 $H_1$  により近い特性を持つ。従って平均  $L_d$  の値が高い世界ほど、決め打ち的戦略を持った種が多数派を占めると考えれば良い。実際、40 世代という共通点を持つ図 7 と図 8 はその様になっている。平均  $L_d = 0.402$  である図 7 では多くの個体が  $H_1$  か  $H_2$  に類する特性を有するのに対し、平均  $L_d$  が 0.057 である図 8 では  $H_3$  か  $H_4$  に似た種族が多数派を占める。

以上の点を踏まえ、表 3 を考察する。 $P_d = |P_1 - P_2|$  の値が、世代の経過に対す

る平均  $L_d$  の収束に強い影響を与えている。特に  $U_1$  では、平均  $L_d$  の世代経過に対する降下率は他と比べ緩やかであり、120 世代を経過しても  $L_d = 0.362$  という高い値を示している。これは、 $P_d = 0.2$  という緩やかな外部環境の変化をオートマトンが感知するには長い時間を要することを意味する。逆に  $U_4$  では、 $P_d = 0.8$  であるために外部環境の変動を素早く感知し、20 世代目で早くも平均  $L_d$  が 0.1 以下となっている。

以上より、進化という外部環境への適応プロセスにとって  $P_d$  は非常に大きな要因であると考えられる。

## 6. 環境の非定常さと進化するオートマトン

5. では、非定常環境を用いたオートマトンの進化における  $P_d$  の影響について論じた。そこで本章では、 $k$  の値がオートマトンの進化に与える影響を分析し、環境の非定常さと進化プロセスの関連を検討する。

### 6-1 実験手法と結果

非定常環境は、 $P_1 + P_2 = 1.0$  の条件を満たしながら  $P_d$  の値が 0.1 から 0.9 まで 0.1 刻みとなる様に  $P_i$  を設定した。また、 $k$  は 50 から 350 まで 50 刻みとした。起源種はこれまで同様  $A_0$  とし、新たに選んだ任意の乱数列を 100 用意して並列的な進化を行う。

それぞれの環境下で進化実験を行い、80 世代目における平均  $L_d$  と、 $L_d$  の値が 0.4 以上となった個体数を示したのが表 4 と表 5 である。80 世代目は表 3 において  $L_d$  の収束傾向が強まった時期であり、また  $L_d \geq 0.4$  は、種族  $H_2$  の Max - Min の値を意識して定めた。

表 4 80 世代目における平均  $L_d$ 

$P_d$	$k = 50$	100	150	200	250	300	350
0.1	0.470	0.502	0.446	0.515	0.408	0.452	0.568
0.2	0.342	0.349	0.405	0.611	0.345	0.373	0.438
0.3	0.133	0.134	0.180	0.388	0.122	0.183	0.265
0.4	0.062	0.060	0.049	0.159	0.049	0.078	0.101
0.5	0.037	0.043	0.036	0.073	0.040	0.038	0.053
0.6	0.035	0.037	0.041	0.064	0.035	0.041	0.039
0.7	0.041	0.033	0.031	0.057	0.040	0.035	0.036
0.8	0.035	0.040	0.037	0.051	0.037	0.035	0.038
0.9	0.044	0.043	0.041	0.051	0.040	0.040	0.034

表 5 80 世代目における  $L_d \geq 0.4$  の個体数

$P_d$	$k = 50$	100	150	200	250	300	350
0.1	51	58	56	62	45	51	66
0.2	37	33	46	72	35	42	49
0.3	8	8	12	46	6	17	24
0.4	1	1	0	16	0	3	4
0.5	0	0	0	2	0	0	0
0.6	0	0	0	3	0	0	0
0.7	1	0	0	0	0	0	0
0.8	0	1	0	1	0	0	0
0.9	1	1	0	1	0	0	0

## 6-2 考察

表 4 及び表 5 から、 $k$  の値が進化の進捗に大きな影響を与えないことが判る。 $P_d \leq 0.2$  においては純粋戦略を主体とする  $H_1$  や  $H_2$  に近い特性を持った個体が多数派であり、 $L_d \geq 0.4$  では複合戦略を採用した  $H_3$  や  $H_4$  が主流派となっている。 $0.2 < P_d < 0.4$  の領域は 80 世代目では種族分布の移行期であり、構造変化を激しく繰り返すオートマトンが多数派を占める。



次に, 新たな非定常環境  $W$  を定義し, 実験を行なった。

[定義 4]

非定常環境  $W_{k \leftrightarrow l} = W((P_1, P_2), k, l)$  とは,  $k$  から  $l$  を範囲とする試行回数毎に  $C_m = C_m(P_1, P_2)$  と  $C_n = C_n(P_2, P_1)$  が交互に訪れる環境である。なお, 逆転に至る試行回数は時々の逆転時に乱数を用いて決定される。

$W_{270 \leftrightarrow 330}$  と  $W_{50 \leftrightarrow 350}$  における実験結果を表 6 に示す。諸条件は前節と同じとし, 表内の Average は平均  $L_d$  を, Number は  $L_d \geq 0.4$  の個体数を表すものとする。この結果からも,  $k$  の変動は  $P_d$  の値ほどオートマトンの進化に影響を与えないと考えられる。

以上の実験結果は, 本論文が提案する進化するオートマトンを用いて, 環境の“非定常さ”に相当する  $P_d$  の大きさを認識できる可能性を示唆している。

表 6 80 世代目における  $P_d$  と  $W$  の相関関係

$P_d$	$W_{270 \leftrightarrow 330}$		$W_{50 \leftrightarrow 350}$	
	Average	Number	Average	Number
0.1	0.484	48	0.527	64
0.2	0.410	40	0.460	54
0.3	0.177	11	0.230	24
0.4	0.061	2	0.099	5
0.5	0.039	0	0.050	1
0.6	0.040	0	0.041	0
0.7	0.037	0	0.036	0
0.8	0.031	0	0.045	1
0.9	0.039	0	0.052	1

## 7. むすび

生物系に見られる進化する能力をオートマトンに付与し、二つ手の悪漢問題をテーマとする様々な環境下での進化実験を行った。

本論文が提案する進化アルゴリズムに従って自律的な構造変化を行うオートマトンは、定常環境下では適切な進化を続け、環境の定常さを認識しそれに適した構造を獲得した。

続いて、対称性を持った二つの定常環境が周期毎に逆転する非定常環境を用意し、その中でオートマトンの進化を試みた。その結果、逆転周期が進化の進捗に与える影響は軽微であるが、オートマトンの出力に応じて環境がフィードバックする損失率の差分値は、進化過程に大きな影響力を与えることが判明した。損失率の差分値が小さな環境ほど“非定常さ”は低いとオートマトンは見なし、世代を重ねても純粹戦略を選択する種族が主流となる傾向にある。一方、損失率の差分が大きな環境では比較的早い世代で、一種のメモリをオートマトンの構造として持つことにより混合戦略を実現した種族へと進化した。

本研究で明らかとなった進化の過程におけるオートマトンの振舞いや特性を用いて、環境の“非定常さ”を数値として類推可能なメカニズムの開発が今後の課題である。

以上